Journal of Water and Soil
https://jsw.um.ac.ir

Research Article
Vol. 38, No. 5, Dec.-Jan. 2024, p. 591-605

Enhancing the Accuracy of Land Use/Cover Map Using Some Spectral Indices in Sarab County–East Azerbaijan

A. Sarabchi[1], H. Rezaei[2*], F. Shahbazi[3]

1, 2 and 3- Ph.D. Student, Assistant Professor and Professor, Soil Science Department, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran
(*- Corresponding Author Email: hosseinrezaei@tabrizu.ac.ir)

Received: 12-05-2024 Revised: 21-10-2024 Accepted: 26-10-2024 Available Online: 29-10-2024	**How to cite this article:** Sarabchi, A., Rezaei, H., & Shahbazi, F. (2024). Enhancing the accuracy of land use/cover map using some spectral indices in Sarab County–East Azerbaijan. *Journal of Water and Soil*, *38*(5), 591-605. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jsw.2024.88043.1410

Introduction

High-resolution satellite imagery data is widely utilized for Land Use/Land Cover (LULC) mapping. Analyzing the patterns of LULC and the data derived from changes in land use caters to the increasing societal demands, improving convenience, and fostering a deeper comprehension of the interaction between human activities and environmental factors. Although numerous studies have focused on remote sensing for LULC mapping, there is a pressing need to improve the quality of LULC maps to achieve sustainable land management, especially in light of recent advancements made. This study was carried out in an area covering approximately 8000 hectares, characterized by diverse conditions in LULC, geomorphology and pedology. The objective was to investigate the potential for achieving maximum differentiation and accurate mapping of land features related to LULC. Additionally, the study assessed the impact of various spectral indices on enhancing the results from the classification of Landsat 8 imagery, while also evaluating the efficacy of support vector machine (SVM) and maximum likelihood algorithms in producing maps with satisfactory accuracy and precision.

Materials and Methods

As an initial step, LULC features were identified through fieldwork, and their geographic coordinates were recorded using GPS. These features included various types of LULC, soil surface characteristics, and landform types. Following the fieldwork, 12 types of LULC units were identified. Subsequently, the LULC pattern in the study area was classified using the RGB+NIR+SWIR1 bands of Landsat 8, employing both SVM and maximum likelihood classifiers. To assess the impact of various spectral indices on improving the accuracy of the LULC maps, a set of vegetation indices (NDVI, SAVI, LAI, EVI, and EVI2), bare soil indices (BSI, BSI3, MNDSI, NBLI, DBSI, and MBI), and integrated indices (TLIVI, ATLIVI, and LST), and digital elevation model of study area were successively incorporated into the classification algorithms. Finally, the outcomes from the two classification algorithms were compared, taking into account the influence of the applied indexes. The classification process continued with the selected classifier and indices until reaching the maximum overall accuracy and kappa coefficient.

Results and Discussion

Field observations revealed that the study area could be categorized into 12 primary LULC units, including irrigated farms, flow farming, dry farming, traditional gardens (with no evident order observed among planted trees), modern gardens (featuring regular rows where soil reflectance is visible between tree rows), grasslands, degraded grasslands, highland pastures (covered by *Astragalus* spp., dominantly), lowland pastures (covered by

https://doi.org/10.22067/jsw.2024.88043.1410

halophyte plants), salt domes (with no or very poor vegetation), outwash areas (River channel with many waterways), and resistant areas. The results of image classification indicated that the performance of the SVM algorithm across different band combinations is superior to that of the maximum likelihood method. Using SVM resulted in an increase in overall accuracy and Kappa coefficient by 3-8% and 0.03-0.08, respectively. For the map generated using RGB+NIR+SWIR1 bands and employing SVM, overall accuracy and Kappa coefficient were determined to be 76.6% and 0.72, respectively. Among the vegetation indices used in the SVM algorithm, LAI had the most significant impact, increasing the classification accuracy by 2.64%. Among the soil indices, BSI and MBI indices demonstrated the best performance; with BSI increasing the classification accuracy by 1.95% and MBI by 1.64%. Among the integrated indices, LST and ALTIVI enhanced the classification accuracy by 2.75% and 2.35%, respectively. It should be noted that the inclusion of the digital elevation model did not significantly improve the classification accuracy when using the support vector machine algorithm; in fact, it led to a decrease in accuracy when applied to the maximum likelihood classification. The probable reason for this issue is the different nature of DEM data compared to the other input data, as well as the limitations of parametric statistical approaches to effectively integrating data from diverse sources. Finally, the classification process was executed using the three visible bands, NIR, and SWIR1, in conjunction with selected indices (LAI, BSI, MBI, LST, and ALTIVI). Results indicated that using these spectral indices significantly improved classification accuracy, particularly for the DF, DGL, MG, O, and IF land cover/use classes. The calculated accuracies for these classes increased by 11.62%, 18.57%, 20.06%, 29.39%, and 33.19% respectively. Consequently, the accuracy of the classification and the Kappa coefficient (using support vector machine algorithm) increased to 85.24% and 0.82, respectively.

Conclusion

In this research, we aimed to accurately map various land use/land covers by utilizing Landsat 8 imagery and incorporating three group of spectral indexes. Despite spectral interferences and overlaps among various phenomena related to LULC, the utilization of different spectral indices resulted in significant differentiation among LULC classes. Finally, considering the limitations of modelling in ENVI software, it is recommended to investigate the effectiveness of other models for classification in more specialized software, such as R.

Keywords: Land sustainable management, Maximum likelihood, Support vector machine

نشریه آب و خاک

https://jsw.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۳۸ شماره ۵، آذر- دی ۱۴۰۳، ۶۰۵-۵۹۱

ارتقاء کیفیت نقشه کاربری/پوشش اراضی با استفاده از برخی شاخص‌های طیفی در شهرستان سراب، آذربایجان شرقی

علی سرابچی [۱]- **حسین رضائی** [۲*]- **فرزین شهبازی** [۳]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۲۳

تاریخ پذیرش:۱۴۰۳/۰۸/۰۵

چکیده

مطالعه الگوی کاربری/پوشش اراضی و کسب اطلاعات درست و به‌روز در این خصوص از گام‌های نخست در مدیریت اراضی است. تحقیق حاضر در منطقه‌ای با وسعت ۸۰۰۰ هکتار از اراضی شهرستان سراب به‌منظور بررسی امکان تفکیک حداکثری و نقشه‌برداری دقیق پدیده‌های زمینی مرتبط با کاربری/پوشش اراضی انجام شد. الگوی کاربری/پوشش منطقه مورد مطالعه با استفاده از باندهای مرئی، NIR و SWIR سنجنده OLI و به کمک الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان و حداکثر احتمال طبقه‌بندی شدند. سپس به‌منظور بهبود کیفیت نقشه کاربری/پوشش اراضی، نقشه DEM و سه گروه شاخص طیفی شامل شاخص‌های پوشش گیاهی (NDVI-SAVI-LAI-EVI1-EVI2)، شاخص‌های خاک (-BSI-BSI3-MNDSI-NBI DBSI-NBLI) و شاخص‌های تلفیقی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای (LST--TLIVI-ATLIVI) بررسی و شاخص‌های منتخب مجدد در الگوریتم طبقه‌بندی برتر وارد و کیفیت نقشه‌های خروجی مورد ارزیابی قرار گرفت. مقایسه نتایج محاسبه صحت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا نشان داد که در تمامی ترکیبات باندی به‌کار رفته، روش ماشین‌بردار پشتیبان عملکرد بهتری نسبت به روش حداکثر احتمال داشته است. سپس، شاخص‌هایی که بیشترین تأثیر را در افزایش صحت طبقه‌بندی داشتند انتخاب و مجدداً عملیات طبقه‌بندی فقط با روش ماشین‌بردار پشتیان انجام شد و تا حصول بیشترین مقادیر پارامترهای ارزیابی صحت نقشه تکرار شد. نتایج نشان داد از شاخص‌های گیاهی، شاخص LAI با بیشترین تأثیر باعث افزایش ۲/۶۴ درصدی صحت طبقه‌بندی، از شاخص‌های خاک، شاخص‌های BSI و MBI مطلوب‌ترین عملکرد را داشته و به‌ترتیب باعث افزایش ۱/۹۵ و۱/۶۴ واحدی صحت طبقه‌بندی شده و از شاخص‌های تلفیقی، LST و ALTIVI به‌ترتیب موجب افزایش ۲/۷۵ و ۲/۳۵ واحدی درصد صحت طبقه‌بندی شدند. در نهایت فرآیند طبقه‌بندی با استفاده از پنج باند سنجنده OLI (باندهای مرئی+SWIR1+NIR) و شاخص‌های منتخب شامل LAI، BSI، MBI، LST و ALTIVI و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان انجام و صحت طبقه‌بندی و ضریب کاپا به‌ترتیب ۸۵/۲۴ ٪ و ۰/۸۲ محاسبه و منطقه مورد مطالعه به دوازده کلاس کاربری/پوشش اراضی تفکیک شد. در نهایت به‌منظور بهره‌گیری از نقشه کاربری/پوشش اراضی در مدیریت پایدار اراضی توصیه به تهیه این نقشه در دو مرحله شامل انتخاب الگوریتم برتر و در گام بعد استفاده از شاخص‌های طیفی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: حداکثر احتمال، ماشین بردار پشتیبان، مدیریت پایدار اراضی

۱، ۲ و ۳- به‌ترتیب دانشجوی دکتری، استادیار و استاد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

(*- نویسنده مسئول: Email: hosseinrezaei@tabrizu.ac.ir)

https://doi.org/10.22067/jsw.2024.88043.1410

مقدمه

مطالعه الگوی کاربری و پوشش اراضی و کسب اطلاعات درست و به‌روز به دست آمده در قالب نقشه‌ها و داده‌های آماری از اساسی‌ترین اقدامات به‌منظور انجام مطالعات محیطی، طرح‌ریزی‌های مدیریتی در استفاده اراضی برای کشاورزی، جنگل‌داری، مرتعداری و تولید محصولات اقتصادی است (Yadav *et al.*, 2012; Esfandeh *et al.*, 2021; Qian & Zhang, 2022; Yao *et al.*, 2022). در دهه‌های اخیر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به واسطه قدرت تفکیک مکانی، زمانی و طیفی مناسب به‌عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد برای پایش و تهیه نقشه پدیده‌های زمینی مثل کشت‌زارها، پیکره‌های آبی، پوشش طبیعی گیاهی، مناطق مسکونی و غیره شناخته شده‌اند (Radoux *et al.*, 2016). مطالعات متعددی در خصوص استفاده از فن دورسنجی در طبقه‌بندی کاربری/پوشش اراضی صورت گرفته است که از موارد اخیر آن می‌توان به تحقیقات حسینی و همکاران (Hosseini *et al.*, 2020) و نوری و همکاران (Nouri *et al.*, 2024) اشاره نمود. لیکن با توجه به پیشرفت‌های فن دورسنجی و قابلیت‌های نرم‌افزاری بایستی بهبود کیفیت و انتخاب بهترین روش‌های تفکیک انواع کاربری/پوشش اراضی به‌منظور دست‌یابی به مدیریت پایدار اراضی بیش از پیش مورد توجه قرار گیرد.

همواره در فرآیند پردازش تصاویر رقومی، طبقه‌بندی این داده‌ها یکی از موضوعات مهم و چالش برانگیز بوده و استفاده بهینه از این تصاویر نیازمند انتخاب روش مناسب برای طبقه‌بندی بر مبنای نیازها و موضوعات مورد مطالعه است (Jensen, 2005; Al-doski *et al.*, 2013, Esfandeh *et al.*, 2021). در مطالعه انجام شده توسط یوسفی و همکاران (Yousefi *et al.*, 2011) روش‌های مختلف طبقه‌بندی برای تهیه نقشه کاربری اراضی با استفاده از داده‌های سنجنده +ETM لندست ۷ به‌کار رفت و نتایج صحت‌سنجی در نقشه‌های تولیدی نشان داد که بیشترین و کمترین صحت به‌ترتیب مربوط به روش ماشین‌بردار پشتیبان[1]، شبکه عصبی مصنوعی[2]، فاصله ماهالانوبی[3]، حداکثر احتمال[4]، حداقل فاصله از میانگین[5]، نقشه زاویهٔ طیفی[6]، واگرایی اطلاعات طیفی[7]، سطوح موازی[8] و در نهایت روش کدهای دودویی[9] است. در مطالعه‌ای دیگر، برای تهیه نقشه کاربری اراضی در دشت زنجان از بین روش‌های مختلف طبقه‌بندی پیکسل پایه، الگوریتم حداکثر احتمال و حداقل فاصله تا میانگین، نتایج مطلوبی (ضریب کاپا به‌ترتیب ۰/۹۵ و ۰/۸۵) را ارائه دادند (Saraskanrood *et al.*, 2019). در پژوهش‌های اخیر انجام شده توسط امیری و ناطقی (Amiri & Nateghi, 2023) با استفاده از طبقه‌بندی کننده شی‌گرا و تلفیق داده‌های لندست ۸ و مادیس اقدام به تهیه نقشه پوشش اراضی استان بوشهر شد که صحت کلی و ضریب کاپای به‌دست آمده در این تحقیق ۹۳/۳۴ ٪ و ۰/۸۶ گزارش گردید.

دیگر عامل تأثیرگذار در افزایش دقت، صحت و کیفیت نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی، استفاده از شاخص‌های طیفی است. در نواحی مختلف با شرایط محیطی متفاوت از نظر اقلیم، پوشش گیاهی، ژئومورفولوژی، خاک‌شناسی، هیدرولوژی، آلودگی و غیره شاخص‌های متنوعی با هدف بارزسازی پدیده‌های زمینی محاسبه و توصیه شده است. روژیومر و می‌های (Rujoiu-Mare & Mihai, 2016) با استفاده از داده‌های سنجنده OLI لندست ۸ و شاخص‌های NDVI، NDBI و NDWI اقدام به تهیه نقشه پوشش اراضی با استفاده از دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و حداقل فاصله از میانگین نمودند. براساس نتایج، روش حداقل فاصله از میانگین در انجام طبقه‌بندی کارایی لازم را نداشته؛ در حالی‌که نتایج حاصل از روش حداکثر احتمال بسیار رضایت‌بخش (صحت کلی برابر ۹۲/۰۸ ٪ و ضریب کاپا ۰/۹۰) بوده است. کرولوا و همکاران (Koroleva *et al.*, 2018) نیز رویکردی برای جداسازی خاک لخت با استفاده از فضای طیفی Red-NIR که مبنای اصلی در تعیین نوع خاک است پیشنهاد کردند.

با توجه به آنچه پیش‌تر در خصوص عوامل تأثیرگذار در دقت و کیفیت مطالعات دورسنجی برای تفکیک پدیده‌ها بیان شد؛ هدف اصلی پژوهش حاضر تلاش برای تفکیک حداکثری و نقشه‌برداری دقیق پدیده‌های زمینی مرتبط با کاربری/پوشش اراضی بوده که در این راستا تأثیر استفاده از شاخص‌های طیفی مختلف در بهبود نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای و عملکرد برخی الگوریتم‌های طبقه‌بندی نظارت شده مورد بررسی قرار گرفتند.

1- Support Vector Machine (SVM)
2- Artificial neural network
3- Mahalanobis Distance
4- Maximum likelihood
5- Minimum distance to mean
6- Spectral Angle Mapper
7- Spectral Information Divergence
8- Parallel piped
9- Binary Encoding

مواد و روش‌ها

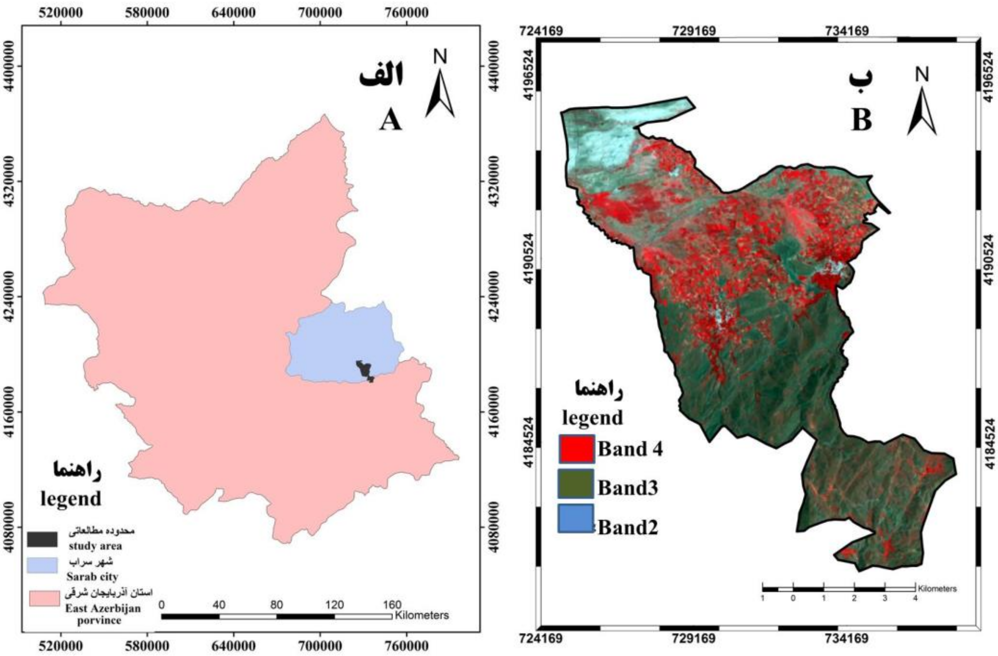
منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه بخشی از اراضی شهرستان سراب استان آذربایجان‌شرقی با مساحتی بالغ بر ۸۱۰۴ هکتار است که در محدوده جغرافیایی ´۳۳ °۴۷ تا ´۴۲ °۴۷ طول شرقی و ´۴۴ °۳۷ تا ´۵۲ °۳۷ عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱). در این محدوده ارتفاع از سطح دریا در مرتفع‌ترین نقطه ۲۸۱۱ متر و در پست‌ترین نقطه ۱۶۴۱ متر است. بارندگی متوسط سالانه منطقه ۲۸۵ میلی‌متر است و براساس آمار اقلیمی منطقه دارای آب و هوای سرد و نیمه‌خشک است (IRIMO, 2021). همچنین اقلیم خاک‌های منطقه نیز شامل رژیم رطوبتی زریک و رژیم حرارتی مزیک تا فریجید است (Banaei, 1998). با استناد به روش ارائه شده توسط زینک و همکاران (Zinck *et al.*, 2016) و طبق مشاهدات میدانی و بررسی تصویر ماهواره‌ای، منطقه مورد مطالعه از دو زمین‌منظر عمده کوهستان و دشت تشکیل شده است. زمین‌منظر کوهستان از لحاظ لندفرم عموماً شامل تپه‌ها و دره‌ها بوده و زمین‌منظر دشت از ناحیه بعد از نقطه شکست شیب شروع شده و در ابتدا شامل پدیمنت پوشیده (دشت دامنه‌ای) و مخروط افکنه و آبراهه‌های روی آن است که در ادامه به دشت سیلابی، دشت آبرفتی و اراضی پست و گنبدهای منفرد نمکی منتهی شده است. شکل ۲ مدل رقومی ارتفاع و تصویر رنگی واقعی از محدوده مطالعاتی و نیم‌رخ ارتفاعی منطقه در مسیری به طول ۱۷/۹ کیلومتر را نشان می‌دهد.

همچنین به استناد بازدیدهای میدانی منطقه مورد مطالعه را می‌توان از نظر کاربری/پوشش اراضی به ۱۳ کلاس به شرح جدول ۱ تقسیم‌بندی کرد.

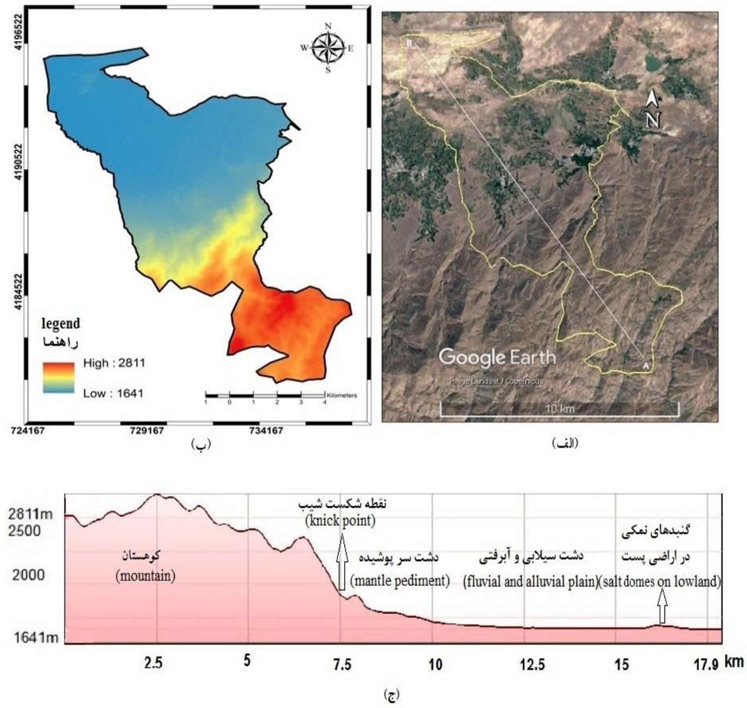
تشکیل بانک اطلاعاتی و شمای کلی پژوهش

علاوه بر مدل رقومی ارتفاع محدوده مورد مطالعه، داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده در این پژوهش مربوط به فریم ۳۴-۱۶۸ لندست ۸ مشتمل بر داده‌های طیفی سنجنده OLI و داده‌های حرارتی سنجنده TIRS و باند پانکروماتیک مربوط به تاریخ ۲۳ ژوئن ۲۰۲۱ بود که به‌صورت رایگان از طریق درگاه اینترنتی (http:/earthexplorer.usgs.gov) بارگیری شد. انتخاب زمان تصویربرداری با توجه به هدف اصلی پژوهش و متناسب با شرایط فنولوژیکی گونه‌های مرتعی و پوشش‌های گیاهی زراعی و باغی موجود که مستلزم تحقق حداکثر سبزینگی در محدوده مورد مطالعه بود؛ صورت گرفت. سایر اطلاعات نیز شامل اطلاعاتی در مورد نوع کاربری‌های موجود، وضعیت و نوع پوشش گیاهی اراضی مرتعی، زراعی و باغی، عوارض ژئومورفیکی و تا حدودی وضعیت خاک‌های سطح‌الارض منطقه بود (جدول ۱) که طی پیمایش میدانی ضمن ثبت مختصات مکانی با GPS به انجام رسید. در نهایت اطلاعات گردآوری شده در قالب بانک اطلاعاتی به‌صورت فایل‌های رقومی جمع‌بندی و ذخیره‌سازی شد. پس از تهیه بانک اطلاعاتی، نقشه کاربری/پوشش اراضی به شرح روندنمای ارائه شده در شکل ۳ با استفاده از نرم‌افزارهای ENVI 5.3 و Arc Map 10.3 تهیه شد.



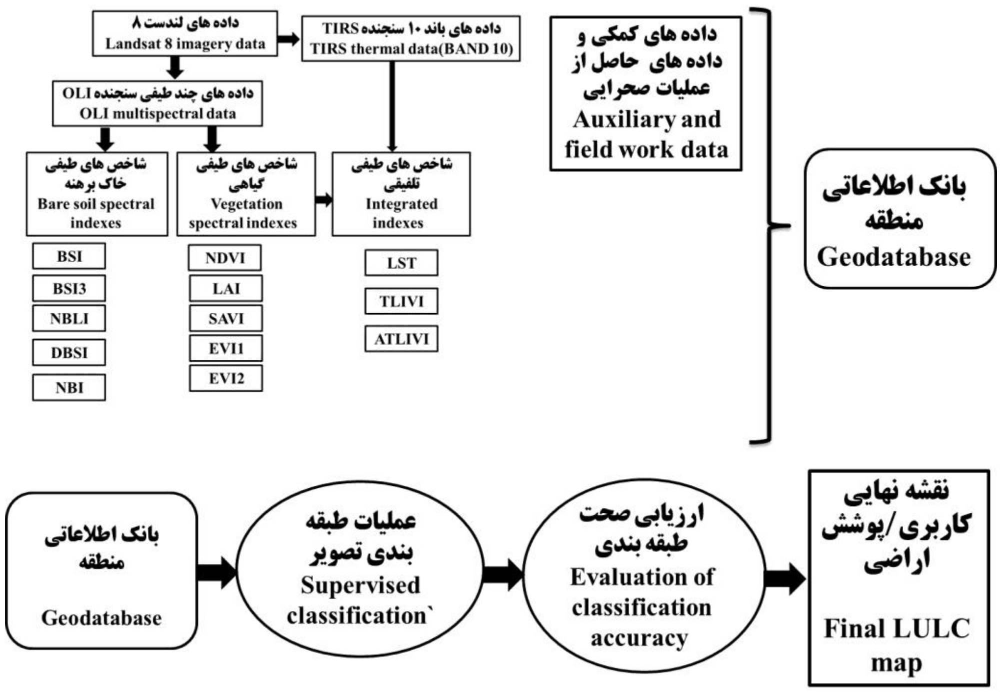
شکل ۱- الف) موقعیت محدوده مورد مطالعه در استان آذربایجان‌شرقی و شهرستان سراب، ب) تصویر رنگی استاندارد کاذب محدوده مورد مطالعه

Figure 1- A) Location of study area in East Azerbaijan province and Sarab county, B) Standard false color composite of study area



شکل ۲- الف) تصویر گوگل ارث از منطقه مورد مطالعه، ب) مدل رقومی ارتفاع منطقه و ج) نیم‌رخ ارتفاعی منطقه مورد مطالعه

Figure 2- A) Google Earth image from study area, B) Digital Elevation Model (DEM) and, C) Altitudinal transect of the study area



شکل ۳- روند نمای مراحل تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی

Figure 3- Flowchart of the generation of land use/land cover (LULC) maps

جدول ۱- کلاس‌های کاربری/پوشش اراضی شناسایی شده در منطقه مورد مطالعه از طریق عملیات میدانی
Table 1- Identified LULC classes in study area through field survey

ردیف Num.	کلاس پوشش/کاربری اراضی LULC classes	اختصار Abbreviate	نوع پوشش سطح Kind of surface cover	زمین ریخت landform
1	مراتع مناطق مرتفع High land pastures	HLP	مراتع ایرانی تورانی با درصد تاج پوششی ۲۶-۵۰ درصد و گونه غالب گون Iran- Turanian pastures with a canopy percentage of 26-50% and the dominant species is *Astragalus*	کوهستان و قسمت‌های مرتفع‌تر دشت‌سر دامنه‌ای Mountain and higher part of mantle pediment
2	مراتع علف‌زار Grasslands	GL	پوشش طبیعی چمن، دارای خاکی غنی از ماده آلی (دارای شرایط مالی سل ها) Natural grasslands, with soil rich of organic matter (have mollisols criteria)	کوهستان و دشت‌های آبرفتی پایین دست Mountain and lower part of alluvial plain
3	مراتع چمنزار و علف‌زارهای تخریب شده و تنزل یافته Degraded grasslands	DGL	چمن زارهای خشکیده با پوشش گیاهی بسیار ضعیف Dried and degraded grasslands with very poor vegetation cover	کوهستان و دشت‌های آبرفتی پایین دست Mountain and lower part of alluvial plain
4	زراعت آبی Irrigated farming	IF	کشت آبی انواع محصولات زراعی عمدتا سیب زمینی و گندم Irrigated cultivation of various crops, mainly potatoes and wheat	دشت آبرفتی و دشت دامنه‌ایی Alluvial plain and pediment
5	زراعت دیم Dry farming	DF	کشت دیم عمدتا گندم Dry farming, mainly wheat cultivation	دشت آبرفتی و دشت دامنه‌ایی Alluvial plain and pediment
6	اراضی آیش Fallow lands	FL	خاک برهنه Bare soil	دشت آبرفتی و دشت منه ایی Alluvial plain and pediment
7	مسیل رودخانه‌های فصلی و مناطق متاثر از سیلاب Outwash and flood affected areas	O	مسیل رودخانه با تعدد آبراهه‌ها River channel with many waterways	عمدتا در دشت دامنه‌ایی و دشت سیلابی Mainly on pediment and fluvial plain
8	باغ قدیمی و سنتی Traditional garden	TG	انبوه درختان و فاقد هر گونه الگو و نظم در کاشت Lots of trees with no pattern and order in planting	دشت دامنه‌ایی Pediment
9	باغ مدرن جدید التاسیس Modern garden	MG	درختان با فاصله و ردیف های کاشت منظم؛ مشاهده بازتابش خاک در بین ردیف درختان Trees with regular spacing and planting rows; the reflection of the soil between the rows of trees is observable	دشت دامنه‌ایی Pediment
10	گنبدهای نمکی Salt domes	SD	فاقد پوشش گیاهی و سنگریزه With no vegetation and gravel	اراضی پست Low lands
11	مراتع اراضی پست Low land pastures	LLP	گیاهان شورپسند و خارشتر (Alhagi)، خاک شور و دربرخی مناطق لکه های سیاه رنگ قلیایی Halophyte vegetation and Alhagi species, salt-affected soils, and in some areas, black spots of alkaline color are observable	اراضی پست Low lands
12	مناطق مسکونی روستایی Residential areas	RA	مناطق مسکونی روستایی Rural residential areas	دشت دامنه‌ایی و آبرفتی Pediment and alluvial plain
13	پیکره‌های آبی Water bodies	WB	با مساحت کم بصورت استخر های آبیاری و پرورش ماهی با بازتاب آب Areas of small irrigation and fish breeding ponds; reflections of water are detectable	دشت دامنه‌ایی و آبرفتی Pediment and alluvial plain

جدول ۲- شاخص‌های گیاهی، خاک و تلفیقی استفاده شده در تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی

Table 2- The used vegetation, soil and integrated indexes to generating LULC map

گروه شاخص Index group	شاخص Index	منبع References
شاخص‌های گیاهی Vegetation Indexes	NDVI= (NIR-R)/(NIR+R)	Rouse *et al.*, 1974
	SAVI=(NIR-R)/(NIR+R+L)(1+L)	Huete, 1988
	LAI=2.3689*SAVI+0.7877	Beg and Reddy, 2010
	EVI=G*(NIR-R)/(NIR+C1R+C2B+L)	Huete *et al.*, 1997
	EVI2=2.5*(NIR-R)/(NIR+2.4*R+1)	Gitelson *et al.*, 2001
شاخص‌های خاک Soil Indexes	BSI=((SWIR2+R)-(NIR+B))/((SWIR2+R)+(NIR+B))	Diek *et al.*, 2017
	BSI3=((SWIR2+R)-(NIR+B))/((SWIR2+R)+(NIR+B))*100+100	Jamalabad and Abkar, 2004
	MNDSI=(SWIR2+PAN)/(SWIR2-PAN)	Piyoosh and Ghosh, 2018
	NBLI=(R-TIR)/(R+TIR)	Li *et al.*, 2017
	DBSI=((SWIR1-G)/(SWIR1+G)-(NIR-R)/(NIR+R))	Rasoul *et al.*, 2018
	MBI=((SWIR1-SWIR2-NIR)/(SWIR1+SWIR2+NIR))+0.5	Nguyen *et al.*, 2021
شاخص‌های تلفیقی Integrated Indexes	LST = (BT / (1 + (0.00115 * BT / 1.4388) * Ln(ε)))	Sinha *et al.*, 2015
	TLIVI=(DN L8 (BAND10))-NDVI-LAI/-(DN L8 (BAND10))+NDVI+LAI	Al-doski *et al.*, 2013
	ATLIVI=(DN L8 (BAND10))-NDVI-LAI-EVI2/-(DN L8 (BAND10))+NDVI+LAI+EVI2	Al-doski *et al.*, 2013

استخراج شاخص‌های دورسنجی

با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای محدوده مورد مطالعه، شاخص‌های دورسنجی شامل گروه شاخص‌های پوشش گیاهی، شاخص‌های خاک و شاخص‌های تلفیقی طیفی (تلفیق باندهای ماهواره‌ای و شاخص‌های گیاهی) ارائه شده در جدول ۲ مطابق با هدف تحقیق برای بررسی تأثیر به‌کارگیری آنها در بهبود کارایی نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصویر استخراج و در بانک اطلاعاتی ذخیره شدند.

طبقه‌بندی تصاویر

با در نظر گرفتن این مهم که روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال یک روش پارامتریک است. لذا پیکسل‌های منتخب برای انجام طبقه‌بندی بایستی دارای توزیع نرمال از نظر آماری باشند. برای نیل به توزیع نرمال در هر کلاس، تعداد پیکسل‌های منتخب در هر کلاس بایستی بین ۱۰n تا ۱۰۰n باشد که در اینجا n نماینده کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی شناسایی شده است. به‌منظور تکمیل داده‌های جمع‌آوری شده طی عملیات میدانی و ایجاد کلاس‌های تعلیمی و کلاس‌های مورد نیاز برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی (نقاط شاهد)، نتایج عملیات میدانی با تصاویر هم‌زمان و با دقت مکانی بالای گوگل ارث تلفیق گردید و در نهایت با استفاده از نرم‌افزار Arc Map 10.3 از مجموع کل نمونه‌های گرفته شده (۴۷۷۴ نمونه در قالب ۱۳ کلاس) به نسبت تقریبی ۷۰ درصد به‌عنوان نمونه‌های تعلیمی و ۳۰ درصد به‌عنوان نمونه‌های شاهد انتخاب و در فرمت نرم افزار ENVI 5.3 ذخیره شد. قبل از به‌کاربردن نمونه‌های تعلیمی برای طبقه‌بندی تصویر و به‌منظور اطمینان از انتخاب مناسب این نمونه‌ها میزان تفکیک‌پذیری کلاس‌های تعلیمی با استفاده از روش محاسبه فاصله جفریس-ماتوسیتا[1] مورد بررسی قرار گرفت (Amirantekabi *et al.*, 2017). همچنین به‌منظور انتخاب ترکیب مناسب باندی برای انجام طبقه‌بندی، برخی پارامترهای آماری داده‌های ورودی شامل ضریب همبستگی، واریانس و کوواریانس محاسبه شد. در نهایت برای بررسی میزان تأثیر استفاده از شاخص‌های منتخب (مطابق جدول ۱)، عملیات طبقه‌بندی در گام نخست با استفاده از سه باند محدوده طیف مرئی (۰/۴۸۲۶ الی ۰/۶۵۴۶ میکرومتر) به‌همراه باندهای NIR و SWIR1 انجام و در مراحل بعد شاخص‌های منتخب، مدل رقومی ارتفاع منطقه و باند ۱۰ سنجنده حرارتی TIRS به الگوریتم‌های طبقه‌بندی حداکثر احتمال و روش یادگیری ماشین‌بردار پشتیبان مورد استفاده در این تحقیق وارد شدند.

در نهایت صحت‌سنجی طبقه‌بندی‌های صورت گرفته با استفاده از پارامترهای صحت کل، دقت کاربر و ضریب کاپا برای ترکیبات مختلف از شاخص‌ها محاسبه و ترکیباتی که دارای صحت کمتری بودند حذف و برای دست‌یابی به بیشترین مقدار صحت، طبقه‌بندی با تلفیق داده‌هایی که بیشترین صحت کلی و ضریب کاپا را در مرحله قبلی نشان داده بودند؛ تکرار شد. پس از نهایی شدن نقشه طبقه‌بندی در مرحله پس‌پردازش، تصحیحات کارتوگرافی و ایجاد خروجی، گزارشی از مساحت کاربری/پوشش‌های اراضی موجود در منطقه اخذ شد.

نتایج و بحث

بررسی مقادیر تفکیک‌پذیری کلاس‌های مختلف کاربری/پوشش اراضی به روش جفریس-ماتوسیتا (جدول ۳)، نشان داد که مقادیر تفکیک‌پذیری محاسبه شده برای کلاس WB با کلاس‌های SD، RA و HLP قابل قبول (نزدیک به عدد ۲) بوده، ولی با سایر کلاس‌ها مقادیر بسیار کمی را ارائه داده است و از سوی دیگر با توجه به اینکه مساحت این کلاس در مقایسه با سایر کلاس‌ها ناچیز بود؛

1- Jeffries-Matusita

جدول ۳- نتایج تفکیک‌پذیری کلاس‌های تعلیمی به روش جفریس- ماتوسیتا

Table 3- The results of the separability of training classes by the Jeffries-Matusita method

کلاس‌های تعلیمی Training classes	TG	WB	SD	RA	O	MG	LLP	IF	HLP	GL	FL	DGL	DF
TG	0												
WB	1.26	0											
SD	1.99	1.99	0										
RA	1.98	1.71	1.99	0									
O	1.96	1.46	1.99	1.72	0								
MG	0.90	1.04	1.99	1.96	1.89	0							
LLP	1.99	1.81	1.99	1.94	1.78	1.99	0						
IF	1.23	1.05	1.99	1.96	1.92	0.88	1.99	0					
HLP	1.98	1.61	1.99	1.93	1.80	1.85	1.99	1.84	0				
GL	1.54	0.86	1.99	1.98	1.91	1.35	1.99	1.03	1.92	0			
FL	1.72	1.26	1.99	1.91	1.73	1.45	1.98	1.18	1.84	1.03	0		
DGL	1.93	1.36	1.99	1.95	1.96	1.65	1.99	1.65	1.62	1.69	1.68	0	
DF	1.59	1.21	1.99	1.92	1.85	1.24	1.98	1.13	1.91	1.18	0.54	1.63	0

لذا در قالب فرض مقرر شـــد این کلاس در کلاس‌های مجاور ادغام شـود. نتایج حاصـل از طبقه‌بندی نیز نشـان داد با حذف کلاس WB مقدار صحت کلی و ضریب کاپای محاسبه شده در روش حداکثر احتمال به میزان ۵ تا ۸ درصـد (در ترکیبات باندی مختلف) و در روش ماشـین‌بردار پشـتیبان به مقدار حداکثر ۱/۳ درصـد افزایش یافت. این موضوع وابستگی بیشتر روش حداکثر احتمال به ویژگی‌های آماری و نرمال بودن توزیع داده‌ها را نشـان داد. الگوریتم‌های سـنتی طبقه‌بندی مانند روش حداکثر احتمال به‌دلیل انعطاف‌پذیری پایین و وابسـتگی به مدل آمار گوسـی نمی‌توانند نتایج بهینه‌ای را در صـورت نرمال نبودن داده‌های تعلیمی فراهم آورند. در حالی‌که دلیل موفقیت الگوریتم‌های ناپارامتریک در سـنجش از دور امکان تلفیق داده‌هایی با منابع مختلف است (Niazi *et al.*, 2011).

مطابق با مراحل تحقیق، نتایج محاسبه صـحت کلی طبقه‌بندی و ضـریب کاپا (جدول ۴) پس از طبقه‌بندی تصـاویر با اسـتفاده از دو الگوریتم حداکثر احتمال و ماشـین‌بردار پشـتیبان و با وارد کردن پنج باند طیفی سـنجنده OLI و افزودن یک‌به‌یک شـاخص‌های منتخب نشـان داد که در تمامی ترکیبات باندی به‌کار گرفته شـده برای انجام طبقه‌بندی، روش ماشین‌بردار پشتیبان عملکرد بهتری نسبت به روش حداکثر احتمال دارد. این برتری به‌نحوی اســت که عملکرد الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان از لحاظ صحت کلی محاسبه شده در ترکیبات مختلف باندی بین ۳ تا ۸ درصـــد و ضـــریب کاپا بین ۰/۰۳ تا ۰/۰۸ نسـبت به روش حداکثر احتمال بهتر بوده اسـت. یافته‌های حاصـل از تحقیقات حســـنی مقدم و همکاران (Hasani Moghadam *et al.*, 2018) و اجاقی و همکاران (Ojaghi *et al.*, 2015) نیز هم‌راسـتا با تحقیق حاضـر مؤید عملکرد بهتر الگوریتم ماشـین‌بردار پشـتیبان در مقایسه با روش حداکثر احتمال در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای برای تهیه نقشـــه کاربری/پوشـــش اراضـــی بوده اســت. در نتیجه الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان برای ادامه تحقیق مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج اعتبارسنجی برای طبقه‌بندی تصاویر نشان داد صحت کلی و ضـریب کاپای محاسـبه شـده برای ترکیب باندی متشـکل از ۵ باند سنجنده OLI (بدون دخالت شاخص‌های کمکی) در الگوریتم ماشین بردار پشـــتیبان به‌ترتیب ۷۶/۶ ٪ و ۰/۷۲ بود (جدول ۴). دهقانی و همکـاران (Dehghani *et al.*, 2022) نیز در تلاش برای ارزیـابی تغییرات کاربری اراضـــی با اســـتفاده از داده‌های لندســـت ۸ و هنگام استفاده از شاخص‌های کمکی به نتایج تقریباً مشابهی در اعتبارسنجی نقشـه کاربری اراضـی دسـت یافتند. بنابه تحقیقات این محققان مقدار صحت کلی و ضریب کاپا به‌ترتیب ۷۶/۷۱ ٪ و ۰/۷۱ می‌باشد.

محیط‌های مختلف ویژگی‌های متغیر و پیچیده‌ای دارند که هنگام اسـتفاده از شـاخص‌های کمکی در تشـخیص آنها وضـعیت و شـرایط محیطی از طریق شاخص‌های مرتبط با هریک در نظر گرفته شوند. در تفکیک کارایی شـاخص‌های مختلف، نتایج مندرج در جدول ۴ نشـان داد که از شـــاخص‌های گیاهی وارد شـــده به الگوریتم ماشـــین‌بردار پشتیبان شاخص LAI، با بیشترین تأثیر باعث افزایش ۲/۶۴ درصدی صحت طبقه‌بندی شده است. بررسی‌های امیری (Amiri, 2023) نیز نشان داده است که شاخص‌های گیاهی ساده با ترکیب باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک به‌طور قابل توجهی حساسیت تشخیص پوشش گیاهی سـبز را بهبود می‌بخشـند. همچنین از شـاخص‌های خاک وارد شـده به الگوریتم ماشـین‌بردار پشـتیبان، شـاخص‌های BSI و MBI مطلوب‌ترین عملکرد را داشته و به‌ترتیب باعث افزایش ۱/۹۵ و ۱/۶۴ درصدی صحت طبقه‌بندی شده و شاخص‌های LST و ALTIVI از شـــاخص‌های تلفیقی بودند که به‌ترتیب باعث افزایش ۲/۷۵ و ۲/۳۵ درصـدی صـحت طبقه‌بندی شـدند (جدول ۴). لازم به ذکر است وارد کردن مدل رقومی ارتفاع تأثیر چندانی در افزایش صـــحت طبقه‌بندی در الگوریتم ماشـین بردار پشـتیبان نداشـت و حتی اسـتفاده از آن در روش حداکثر احتمال، باعث کاهش صحت طبقه‌بندی شد (جدول ۴). طبق نتایج نیازی و همکاران (Niazi *et al.*, 2011) دلیل احتمالی

این موضوع ماهیت متفاوت داده‌های رقومی ارتفاع با سایر داده‌های ورودی و توانایی کم روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر روش‌های آمار پارامتریک در تلفیق داده‌هایی با منابع مختلف است.

جدول ۵ نتایج ماتریس همبستگی به‌منظور انتخاب بهترین گزینه از تلفیق بلندها و شاخص‌های طیفی منتخب را نشان می‌دهد که بیشترین افزایش در میزان صحت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا را ایجاد کرده‌اند، نشان داد. مطابق با نتایج، اکثر شاخص‌های مذکور دارای ضریب همبستگی نسبتاً پایینی با باندهای طیفی بودند و تنها باند مادون قرمز نزدیک با شاخص‌های BSI و LAI همبستگی بالا (۰/۹۷ و ۰/۹۰-) و با شاخص‌های ATLIVI و MBI همبستگی منفی متوسطی (۰/۷۷-) را نشان داد. همچنین بررسی ضریب همبستگی باند مادون قرمز نزدیک با سایر باندهای طیفی سنجنده OLI همبستگی بسیار کمی را نشان داد. به‌نظر می‌رسد نتایج بررسی ضرایب همبستگی نیز تأیید کننده این موضوع باشند که ادامه انجام عملیات طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان را می‌توان با ترکیب باندی حاصل از پنج باند طیفی سنجنده OLI و شاخص‌های LAI، BSI، MBI، ATLIVI و LST برای نیل به بالاترین صحت طبقه‌بندی انجام داد، چرا که باندها و شاخص‌های منتخب فوق‌الذکر دارای بیشترین اطلاعات غیرمشترک از منطقه مورد مطالعه هستند.

در نهایت نتایج حاصل از انجام طبقه‌بندی نشان داد با وارد کردن هم‌زمان پنج شاخص LST، MBI، BSI، LAI و ALTIVI (شکل ۴) به‌همراه پنج باند طیفی سنجنده OLI در الگوریتم طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان، مقدار صحت کلی طبقه‌بندی به ۸۵/۲۴ ٪ و ضریب کاپا به ۰/۸۲ بهبود یافت که با توجه به معیارهای تقسیم‌بندی، ضریب کاپای بین ۰/۸۱ تا یک بیان‌گر عملکرد بسیار عالی طبقه‌بندی است (Ghoodjani, 2016).

جدول ٤- صحت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا برای ترکیبات مختلف باندی با استفاده از الگوریتم‌های حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان

Table 4- Overall accuracy and Kappa coefficient for different band compositions using Maximum likelihood and Support Vector Machine (SVM)

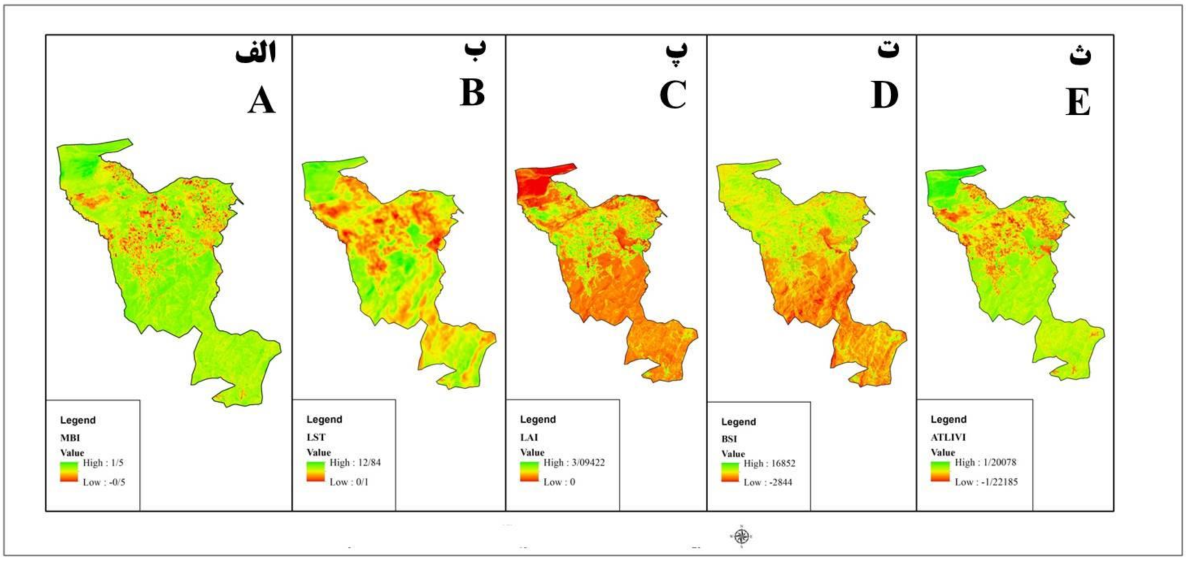
ترکیب باندی Band composition	صحت کلی (حداکثر احتمال) Overall accuracy (maximum likelihood)	ضریب کاپا (حداکثر احتمال) Kappa coefficient (maximum likelihood)	صحت کلی (SVM) Overall accuracy (SVM)	ضریب کاپا (SVM) Kappa coefficient (SVM)	گروه شاخص‌ها Index group
RGB+NIR+SWIR	70.36	0.66	76.60	0.72	ترکیب باندی ۵ باند سنجنده OLI Band composition using 5 OLI bands
RGB+NIR+SWIR + EVI	70.72	0.68	77.76	0.73	شاخص‌های گیاهی Vegetation indexes
RGB+NIR+SWIR + EVI2	72.12	0.66	77.54	0.73	
RGB+NIR+SWIR + LAI	73.61	0.70	79.24*	0.75*	
RGB+NIR+SWIR + SAVI	71.80	0.67	77.54	0.73	
RGB+NIR+SWIR + NDVI	71.69	0.67	78.10	0.74	
RGB+NIR+SWIR + BSI3	73.90	0.69	77.52	0.73	شاخص‌های خاک برهنه Bare soil indexes
RGB+NIR+SWIR + BSI	74.66	0.69	78.55*	0.75*	
RGB+NIR+SWIR + NBLI	72.53	0.68	77.56	0.73	
RGB+NIR+SWIR + DBSI	72.00	0.69	77.54	0.73	
RGB+NIR+SWIR + MBI	74.55	0.71	78.24*	0.74*	
RGB+NIR+SWIR + MNSDI	73.61	0.69	77.58	0.73	
RGB+NIR+SWIR + LST	76.40	0.74	79.35*	0.75*	شاخص‌های تلفیقی Integrated indexes
RGB+NIR+SWIR + ALTIVI	73.91	0.69	78.95*	0.74*	
RGB+NIR+SWIR + TLIVI	70.15	0.65	78.00	0.74	
RGB+NIR+SWIR + TIR	72.21	0.70	77.57	0.74	
RGB+NIR+SWIR + DEM	68.70	0.64	76.73	0.72	مدل رقومی ارتفاع Digital elevation model

* شاخص‌هایی که با بیشترین تأثیر موجب بهبود صحت طبقه‌بندی شدند.

جدول ۵- ماتریس همبستگی پنج باند طیفی سنجنده OLI با شاخص‌های دارای بیشترین کارایی در افزایش صحت کلی و ضریب کاپا

Table 5- Correlation coefficient matrix related to five spectral bands of OLI sensor and indices that had the most efficiency in increasing overall accuracy and kappa coefficient

R^2	Blue	Green	Red	NIR	SWIR1	LST	ATLIVI	BSI	LAI	MBI
Blue	1.00									
Green	0.95	1.00								
Red	0.91	0.90	1.00							
NIR	-0.40	-0.20	-0.51	1.00						
SWIR1	0.08	0.24	0.14	0.50	1.00					
LST	0.18	0.13	0.23	-0.30	-0.09	1.00				
ATLIVI	0.53	0.40	0.62	-0.77	-0.27	0.74	1.00			
BSI	0.49	0.35	0.66	-0.90	-0.12	0.31	0.76	1.00		
LAI	-0.57	-0.40	-0.70	0.97	0.36	-0.32	-0.81	-0.94	1.00	
MBI	0.39	0.28	0.57	-0.77	0.12	0.26	0.64	0.93	-0.80	1.00



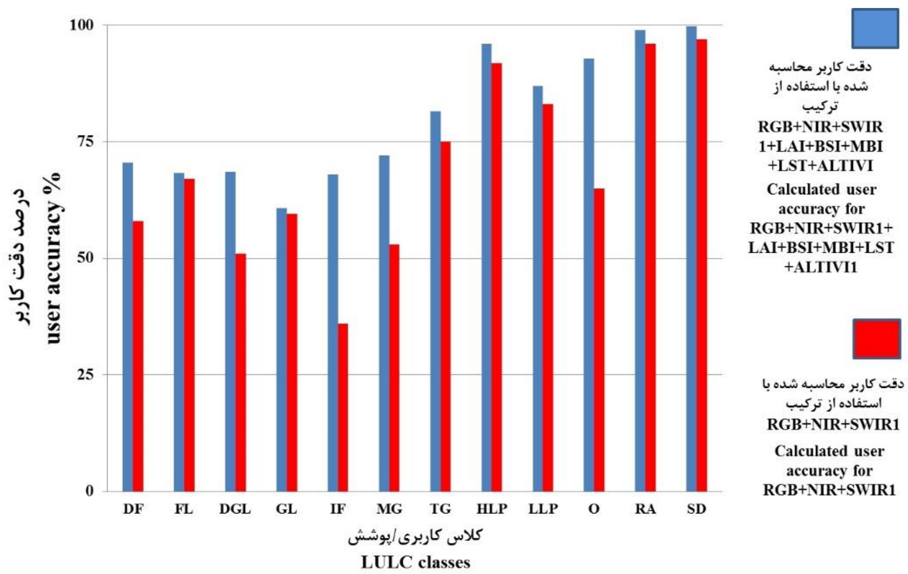
شکل ٤- شاخص‌های منتخب جهت بهبود دقت طبقه‌بندی الف) MBI ب) LST پ) LAI ت) BSI ث) ATLIVI

Figure 4- Selected indices for improving classification accuracy A) MBI, B) LST, C) LAI, D) BSI, E) ATLIVI

مطابق با یافته‌های این تحقیق کارایی شاخص‌های پیشنهادی فوق در مطالعات متعدد نیز گزارش شده است (Jmalabd & Akbar, 2004; Al-doski *et al.*, 2013; Sinha *et al.*, 2015; Nguyen *et al.*, 2021). همچنین بررسی‌های بیشتر نشان داد که حذف هر یک از شاخص‌ها و باندهای طیفی ده‌گانه فوق باعث کاهش صحت طبقه‌بندی گردیده است.

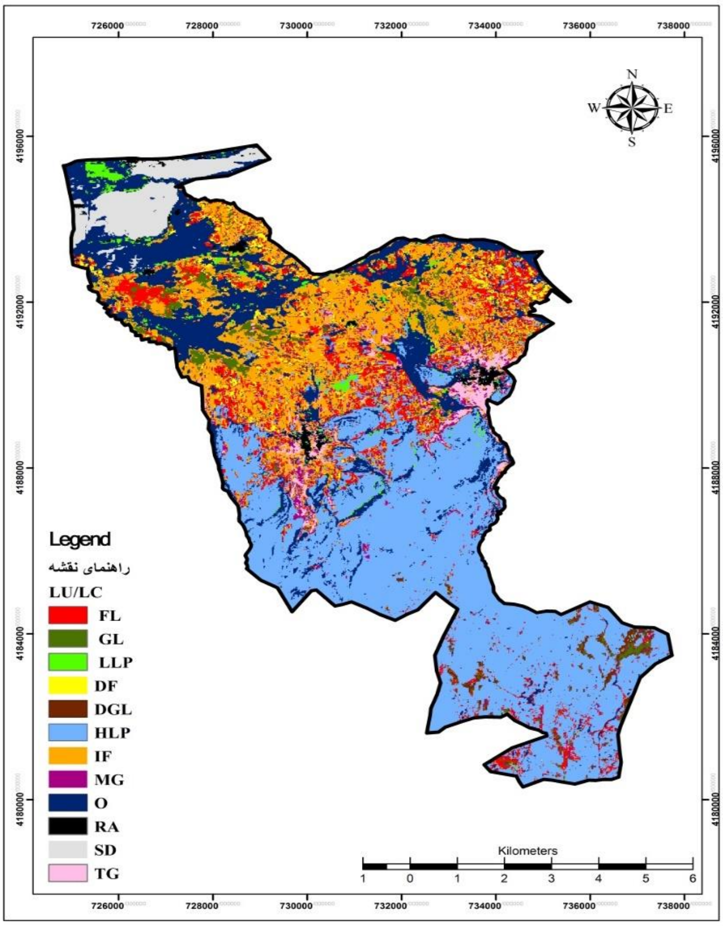
نتایج حاصل از تشکیل ماتریس درهمی[1] در محاسبه صحت طبقه‌بندی (دقت کاربر) برای کلاس‌های شناسایی شده در شکل ۶ آورده شده است. بر این اساس، بیشترین صحت طبقه‌بندی به‌ترتیب مربوط به کلاس‌های SD، RA، HLP و O بود. این وضعیت رتبه‌بندی ممکن است به‌دلیل ویژگی‌های بازتابش منحصر به فرد و تقریباً خالص این کلاس‌ها باشد که باعث شده الگوریتم طبقه‌بندی کننده عملکرد مطلوبی ارائه بدهد. کمترین صحت محاسبه شده نیز به‌ترتیب مربوط به کلاس GL و سپس کلاس‌های IF، DGL و FL بود؛ که چنین وضعیت رتبه‌بندی برای این کلاس‌ها ممکن است به‌دلیل تداخلات بازتابشی پوشش‌های گیاهی متفاوت مستقر در کلاس‌های GL و IF و اثرات مشترک بازتابش خاک در کلاس‌های DGL و FL باشد. در مجموع می‌توان بیان نمود که با وجود اثر تداخلات طیفی در بین کلاس‌های مختلف، استفاده از شاخص‌های کمکی توانسته است صحت طبقه‌بندی به‌خصوص در مورد کلاس‌های DF، DGL، MG، O و IF را به‌ترتیب به میزان ۱۱/۶۲، ۱۸/۵۷، ۲۰/۰۶، ۲۹/۳۹ و ۳۳/۱۹ درصد بهبود بخشد (شکل ۶).

1- Confusion matrix



شکل ۵- مقایسه مقدار بهبود درصد صحت طبقه‌بندی (دقت کاربر) برای هر یک از کلاس‌های کاربری/پوشش اراضی

Figure 5- Comparing the amount of enhancing in classification accuracy (user accuracy) for each LULC classes



شکل ٦- نقشه نهایی طبقه‌بندی کلاس‌های کاربری/پوشش اراضی در منطقه مورد مطالعه

Figure 6- Final classification map of LULC classes in study area

جدول ٦- مساحت کلاس‌های کاربری/پوشش اراضی شناسایی شده در منطقه مورد مطالعه
Table 6- calculated area of identified LULC classes in study area

کاربری/پوشش اراضی LULC	مساحت/Area هکتار/ha	٪
SD	334.80	4.13
LLP	101.79	1.26
DF	260.05	3.21
DGL	118.39	1.46
FL	682.20	8.42
GL	230.15	2.84
HLP	3173.31	39.16
IF	1301.40	16.06
MG	238.95	2.95
O	1419.42	17.51
RA	68.87	0.85
TG	175.09	2.16

در نهایت نقشه حاصل از طبقه‌بندی با استفاده از روش طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان به‌عنوان الگوریتم برتر با استفاده از شاخص‌های طیفی مؤثر در افزایش کارایی صحت طبقه‌بندی در شکل ۷ نمایش داده شده است. همچنین براساس طبقه‌بندی انجام شده مساحت و درصد هر یک از کاربری‌ها و پوشش‌های اراضی در جدول ۶ ارائه شده است.

نتیجه‌گیری

منطقه مورد مطالعه شامل کاربری‌ها و پوشش‌های اراضی متنوعی بود در این تحقیق سعی شد با استفاده از داده‌های لندست ۸ و شاخص‌های طیفی معرفی شده پیشین، نقشه‌برداری دقیقی از کاربری‌ها و پوشش‌های اراضی انجام شود. مقایسه نتایج طبقه‌بندی با استفاده از دو الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان و حداکثر احتمال نشان داد که استفاده از روش یادگیری ماشین‌بردار پشتیبان با وجود نیاز به زمان طولانی‌تر برای اجرا، نتایج بهتری نسبت به روش حداکثر احتمال ارائه کرده است. همچنین مشخص شد از انواع شاخص‌های گیاهی، LAI؛ از میان شاخص‌های خاک، BSI و MBI و از بین شاخص‌های تلفیقی، LST و ATLIVI بیشترین تأثیر را در بهبود صحت کلی و ضریب کاپا در نقشه طبقه‌بندی داشتند. بررسی‌های بیشتر نشان داد با وجود تداخلات و همپوشانی‌هایی که اثر طیفی پوشش‌های گیاهی مستقر در کلاس‌های مختلف داشتند؛ استفاده از این داده‌ها توانسته است تا حدود زیادی در تفکیک کلاس‌های دارای پوشش گیاهی متفاوت موفق عمل کند. از این‌رو در تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی و بهره‌گیری از آن در مدیریت پایدار اراضی می‌توان توصیه نمود تا این نقشه‌ها در دو مرحله شامل گزینش الگوریتم طبقه‌بندی برتر و سپس باستفاده از شاخص‌های طیفی تهیه کرد. همچنین در راستای ارتقای تحقیق حاضر، با توجه به محدودیت‌های انجام مدل‌سازی در نرم‌افزار ENVI پیشنهاد می‌گردد که اثربخشی سایر مدل‌ها برای انجام طبقه‌بندی در موتور پردازش مجازی گوگل (گوگل ارث انجین) یا نرم‌افزارهای تخصصی‌تر مانند R نیز مورد بررسی قرار گیرد.

References

1. Al-doski, J., Mansorl Sh.B., & Shafri, H.Z.M. (2013). Image classification in remote sensing. *Journal of Environment and Earth Science*, *3*(10), 141-47. https://doi.org/10.1088/1755-1315/540/1/012022
2. Amirantekabi, S., Javan, F., & Hasani Moghaddam, H. (2017). Detection of land use changes and its influencing factors using Artificial Neural Network (Case study: Talesh County). *Journal of GIS & RS Application in Planning*, *8*(3), 1-11. (In Persian with English abstract)
3. Amiri, F. (2023). A review of remote sensing vegetation indices in the land cover assessment. *Water and Soil Management and Modeling*, *3*(2), 297-318. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22098/MMWS.2023.12207.1212
4. Amiri, F., & Nateghi, S. (2023). Lands cover classification of Bushehr Province using landsat-8 and MODIS images. *Water and Soil Management and Modelling*, *3*(2), 143-156. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22098/mmws.2022.11372.1124
5. Beg, A.A.F., & Reddy, Y.S. (2010). Estimation of urban heat island using Landsat ETM+ imagery at Chennai city – a case study. *International Journal of Earth Sciences and Engineering*, *3*(3), 332-340.
6. Banaei, M.H. (1998). Soil Moisture and Temperature Regime Map of Iran. Soil and Water Research Institute, Ministry of Agriculture, Iran.
7. Dehghani, T., Ahmadpari, H., & Amini, A. (2022). Assessment of land use changes using multispectral satellite images and artificial neural network. *Water and Soil Management and Modeling*, *3*(2), 18-35. (In Persian with

English abstract). https://doi.org/10.22098/mmws.2022.11279.1114
8. Diek, S., Fornallaz, F., Schaepman, M.E., & De Jong, R. (2017). Barest pixel composite for agricultural areas using landsat time series. *Remote Sensing*, *9*(12), 1245. https://doi.org/10.3390/rs9121245
9. Esfandeh, S., Danehkar, A., Salmanmahiny, A., Sadeghi, S.M.M., & Marcu, M.V. (2021). Climate change risk of urban growth and land use/land cover conversion: An in-depth review of the recent research in Iran. *Sustainability, 14*(1), 338. https://doi.org/10.3390/su14010338
10. Ghoodjani, A. (2016). *Advanced statistical methods and applications*. Jameh Negar Publication. (In Persian)
11. Gitelson, A.A., Merzlyak, M.N., & Chivkunova, O.B. (2001). Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and Photobiology, 74*(1), 38-45.
12. Hasani Moghaddam, H., Adli Atiq, R., Gholami, J., Abasi Ghadim, A., & Zeaiean Firouz Abadi, P. (2018). *Performance analysis of support vector machine, neural network and maximum likelihood in land use/cover mapping and GIS (A Case Study: Namin County)*. P.1-13. In 2nd International Conference on New Horizons in the Engineering Science, 9 August 2018. Yildiz Technical University, Istanbul, Turkey.
13. Hosseini, S.B., Saremi, A., Noori Gheydari, M.H., Sedghi, H., & Firoozfar, A.R. (2020).Land use classification and determining the pattern of changes for 2014-2017, using OLI sensor's data. *Journal of Water and Soil, 34*(1), 55-71. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jsw.v34i2.74878
14. Huete, A.R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment, 25*(3), 295-309.
15. Huete, A.R., Liu, H.Q., Batchily, K., & van Leeuwen, W.J.D. (1997). A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing Environment*, *59*, 440-451.
16. IRIMO. (2021). Country Climate Analysis. In: Islamic Republic of Iran Meteorological Organization, Sarab center. Data sheet.
17. Jamalabad, M.S., & Abkar, A.A. (2004). *Forest canopy density monitoring, using satellite images.* P.1-6. In XXth Proceedings of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), 12-23 July 2004. ISPRS Congress: Istanbul, Turkey.
18. Jensen, J. (2005). *Introductory Digital Image Processing*. Prentice Hall.
19. Koroleva, P.V., Rukhovich, D.I., Rukhovich, A.D., Rukhovich, D.D., Kulyanitsa, A.L., Trubnikov, A.V., Kalinina, N.V., & Simakova, M.S. (2018). Characterization of soil types and subtypes in n-dimensional space of multitemporal (empirical) soil line. *Eurasian Soil Science, 51*(9), 1021-33. https://doi.org/10.1134/S1064229318090065
20. Li, H., Wang, C., Zhong, C., Su, A., Xiong, C., Wang, J., & Liu, J. (2017). Mapping urban bare land automatically from landsat imagery with a simple index. *Remote Sensing*, *9*, 700. https://doi.org/10.3390/rs9030249
21. Nguyen, C.T., Chidthaisong, A., Diem, P.K., & Huo, L. (2021). A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in Southeast Asia using landsat 8. *Land*, *10*(3), 231. https://doi.org/10.3390/land10030231
22. Niazi, Y., Ekhtesasi, M.R., Maleki Nejad, H., Morshedi, J., & Hoseyni, S.Z. (2011). Comparison between two classification methods of maximum likelihood and artificial neural network for providing land use maps, Case study: Ilam dam area. *Geoghraphy and Development*, *8*(20), 119-132. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22111/gdij.2010.633
23. Nouri, A., Omidvar, J., Modaresi, F., Davari, K., Nouri, S., & Asadi, A. (2024). Estimating the changes in the agricultural lands using satellite images, Case study: Fariman dam downstream basin. *Journal of Water and Soil, 37*(6), 829-840. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jsw.2023.83163.1301
24. Ojaghi, S., Ebadi, H., & Ahmadi, F. (2015). Using artificial neural network for classification of high resolution remotely sensed images and assessment of its performance compared with statistical methods. *American Journal of Engineering, Technology and Society*, *2*(1), 1-8.
25. Piyoosh, A.K., & Ghosh, S.K. (2018). Development of a modified bare soil and urban index for landsat 8 satellite data. *Geocarto International*, *33*(4), 423-442. https://doi.org/10.1080/10106049.2016.1273401
26. Qian, X., & Zhang, L. (2022). An integration method to improve the quality of global land cover. *Advances in Space Research*, *69*(3), 1427-38. https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.11.002
27. Radoux, J., Chomé, G., Jacques, D.C., Waldner, F., Bellemans, N., Matton, N., & Defourny, P. (2016). Sentinel-2's potential for sub-pixel landscape feature detection. *Remote Sensing*, *8*(6), 488. https://doi.org/10.3390/rs8060488
28. Rasul, A., Balzter, H., Ibrahim, G.R.F., Hameed, H.M., Wheeler, J., Adamu, B., Ibrahim, S., & Najmaddin, P.M. (2018). Applying built-up and bare-soil indices from landsat 8 to cities in dry climates. *Land*, *7*, 81. https://doi.org/10.3390/land7030081
29. Rouse, J.J., Haas, R.H., Deering, D., Schell, J., & Harlan, J.C. (1974). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation*. NASA Special Publication 351, 309.
30. Rujoiu-Mare, M.R., & Mihai, B.A. (2016). Mapping land cover using remote sensing data and GIS techniques: A case study of Prahova Subcarpathians. *Procedia Environmental Sciences, 32,* 244-55. https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.029
31. Saraskanrood, S., Khodabandelo, B., Naseri, A., & Moradi, A. (2019). Extracting land use map based on a

comparison between pixel-based and object-oriented classification methods, Case study: Zanjan city. *Scientific Research Quarterly of Geographical Data*, *28*(110), 195-208. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22131/sepehr.2019.36623

32. Sinha, S., Sharma, L.K., & Nathawat, M.S. (2015). Improved land-use/land cover classification of semi-arid deciduous forest landscape using thermal remote sensing. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(2), 217-33. http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.09.005
33. Yadav, P., Kapoor, M., & Sarma, K. (2012). Land use land cover mapping, change detection and conflict analysis of Nagzira-Navegaon corridor, central India using geospatial technology. *International Journal of Remote Sensing and GIS*, *1*(2), 90-98.
34. Yao, Y., Yan, X., Luo, P., Liang, Y., Ren, Sh., Hu, Y., Han, J., & Guan, Q. (2022). Classifying land-use patterns by integrating time-series electricity data and high-spatial resolution remote sensing imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *106*(102664), 1-11. https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102664
35. Yousefi, S., Tazeh, M., Mirzaee, S., Moradi, H., & Tavangar, S. (2011). Comparison of different classification algorithms in satellite imagery to produce land. *Journal of Applied RS & GIS Techniques in Natural Resource Science*, *2*(2), 15-24. (In Persian with English abstract)
36. Zinck, J.A., Metternicht, G., Bocco, G., & Del Valle, H.F. (2016). *Geopedology (An Integration of Geomorphology and Pedology for Soil and Landscape Studies)*. Springer Cham.